

Министерство образования и науки Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ
Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра дискретной математики и
информационных технологий

АНАЛИЗ И РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 421 группы
направления 09.03.01 «Информатика и вычислительная техника»
факультета компьютерных наук и информационных технологий
Фокиной Анастасии Петровны

Научный руководитель

к. ф.-м.н., доцент

подпись, дата

Ю.А. Бродская

Заведующий кафедрой

к. ф.-м.н., доцент

подпись, дата

Л.Б. Тяпаев

Саратов 2016

ВВЕДЕНИЕ

Распознавание образов — объектов, сигналов, явлений — представляет собой едва ли не самую распространенную задачу, с которой человеку приходится сталкиваться ежеминутно. В настоящее время математический аппарат, привлекаемый для решения задач распознавания, существенно расширился за счет использования методов алгебры логики и разделов математического программирования.

Проблема распознавания уже давно привлекала внимание психологов, физиологов, инженеров и математиков. В последние годы интерес к ней значительно возрос, так как во многих областях науки и техники стала остро ощущаться необходимость ее решения.

Системы распознавания в настоящее время получают все большее распространение, становятся неотъемлемой частью автоматизированных систем управления цехом, заводом, отраслью, так как для того, чтобы управлять оптимальным образом, необходимо располагать информацией о явлениях и процессах в системе, образующейся в результате функционирования соответствующих систем распознавания.

Основной целью данной работы является решение следующей задачи: реализация и сравнительный анализ выбранных методов распознавания изображений.

Для достижения цели необходимо:

- изучить методы распознавания
- подобрать тестовые примеры выбранных методов распознавания
- программно реализовать методы распознавания изображений
- сравнить результаты их работы
- определить, какой из приведенных методов наиболее удобен для достижения поставленной цели.

Работа состоит из введения, пяти глав, заключения, списка использованных источников и двух приложений.

Во введении приводятся общие сведения, актуальность темы исследования, цели и задачи работы. Первые четыре главы содержат теоретическую часть работы: в первой главе даются основные определения теории распознавания. Во второй главе перечисляются основные сведения формальной постановки задачи классификации. Третья глава представляет описательную характеристику классификации на основе Байесовского метода. Четвертая глава включает в себя описательную характеристику классификации на основе тестового метода. В пятой главе описана практическая реализация методов и приведены тестовые изображения, результаты работы алгоритмов в виде скриншотов. В заключении сделаны выводы о проделанной работе, описаны её результаты. В приложениях приведены листинги программы выбранных алгоритмов. Список использованной литературы содержит источники, на которые приводятся ссылки в работе.

1 Классификация на основе байесовской теории решений

Байесовский подход исходит из статистической природы наблюдений. За основу берется предположение о существовании вероятностной меры на пространстве образов, которая либо известна, либо может быть оценена. Цель состоит в разработке такого классификатора, который будет правильно определять наиболее вероятный класс для пробного образа. Тогда задача состоит в определении “наиболее вероятного” класса.

Задано N классов $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_N$, а также $P(\Omega_i | x)$, $i = 1, 2, \dots, N$ – вероятность того, что неизвестный образ, представляемый вектором признаков x , принадлежит классу Ω_i . $P(\Omega_i | x)$ называется апостериорной вероятностью, поскольку задает распределение индекса класса после эксперимента (a posteriori – т.е. после того, как значение вектора признаков x было получено).

Формула Байеса, полученная Т. Байесом в 1763 году, позволяет вычислить апостериорные вероятности событий через априорные вероятности и функции правдоподобия. Пусть A_1, A_2, \dots, A_n – полная группа несовместных событий. $\bigcup_{i=1}^n A_i = \Omega$, $A_i \cap A_j = \emptyset$, при $i \neq j$.

Итак, Байесовский подход к статистическим задачам основывается на предположении о существовании некоторого распределения вероятностей для каждого параметра. Недостатком этого метода является необходимость постулирования как существования априорного распределения для неизвестного параметра, так и знание его формы.

1.2 Байесовский метод распознавания на изображениях

В процессе регистрации объекта и измерения его характерных признаков получают множество чисел, которые составляют вектор наблюдения. Будем считать, что этот вектор наблюдений X представляет собой случайный вектор с условной плотностью вероятности, зависящей от принадлежности этого вектора определенному классу. При распознавании объектов задачу формально сводят к проверке многих гипотез H_1, H_2, \dots, H_k , где H_i — гипотеза, предполагающая принадлежность объекта классу C_i . Здесь принято, что

априорные распределения вероятностей этих гипотез заданы, т.е. известно, с какой вероятностью $P(H_i)$ объект может принадлежать классу C_i (или как часто появляется объект данного класса). Причем

$$\sum_{i=1}^k P(H_i) = 1$$

, поскольку наверняка объект должен принадлежать какому-нибудь классу.

Процесс принятия решений в распознавании объектов можно рассматривать как игру статистического характера, которую классификационный механизм системы распознавания ведет с природой. При каждой реализации игры природа выбирает стратегию (в виде состояний природы, соответствующих образам или классам объектов), обозначаемую через $[C_i, P(H_i)]$.

При распознавании каждого объекта, классификатор может отнести его к одному из k возможных образов. Если для каждого объекта X вычисляются значения условных средних потерь $\pi_1(x), \pi_2(x), \dots, \pi_k(x)$ и классификатор причисляет объект к классу, которому соответствуют наименьшие условные потери, то очевидно, что и математическое ожидание полных потерь на множестве всех решений также будет минимизировано. Классификатор, минимизирующий математическое ожидание общих потерь, называется байесовским.

Отсюда видно, что вся процедура принятия решения сводится к вычислению отношения правдоподобия (зависящего лишь от вектора признаков и параметров распределений классов) и распределение априорных вероятностей или величины потерь на данное отношение $\wedge(x)$ влияния не оказывает. Указанная инвариантность процедуры обработки информации имеет большое практическое значение. Часто величины потерь и априорные вероятности являются квалифицированными предположениями на основе предыдущего опыта (интуиции).

2 Тестовый метод распознавания образов

2.1 Распознавание зрительных образов тестовым методом

Проблема распознавания образов в общей постановке представляет довольно сложную задачу, и для ее решения применяются самые разнообразные методы. Мы ограничимся простейшей задачей распознавания двух цифр «0» и «1», записанных таким образом, что элементы цифр имеют вид достаточно широких полос, которые можно разбить на элементарные площадки. Требуется построить тест, позволяющий различить эти цифры. Цифры могут быть написаны либо нормальным образом, либо в положении на боку.

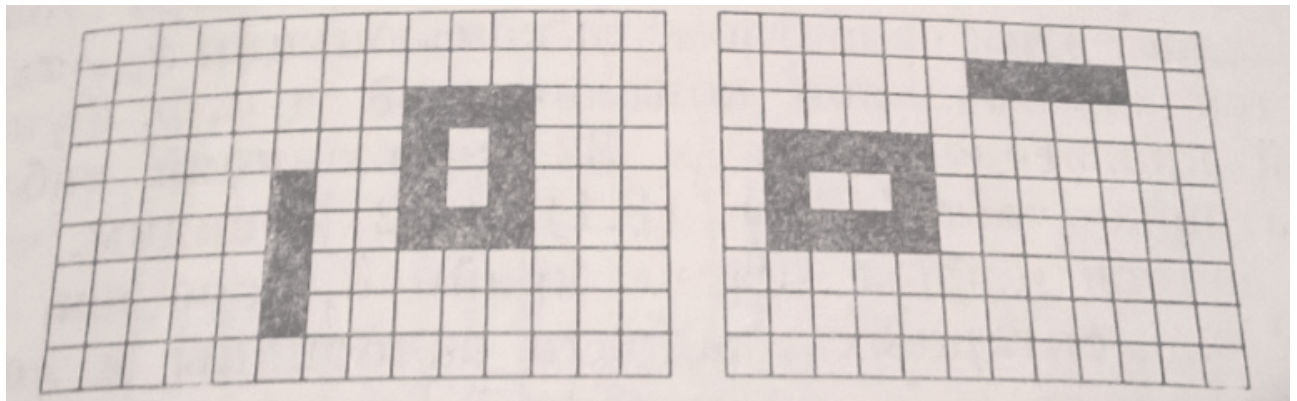


Рисунок 1 — Положение цифр «0» и «1»

Пусть максимальная высота записи этих цифр равна 4. Следовательно, фигурой с минимальной площадью, в которой можно варьировать запись рассматриваемых цифр, является квадрат с длиной стороны, равной 4 единицам. Каждому расположению «1» или «0» в этом квадрате поставим в соответствие матрицу $\|a_{ij}\|$ из 0 и 1 размером 4x4 так, что если элементарный квадрат (i, j) занят записью этой цифры, то соответствующий элемент a_{ij} матрицы равен 1, в противном случае 0.

Далее применим общий алгоритм построения тестов. Каждому элементарному квадрату (i, j) поставим в соответствие булеву переменную x_{ij} , а каждую матрицу, соответствующую записи «1», сравним с каждой матрицей, соответствующей записи «0». В итоге получаем дизъюнкции, пробегающие по тем элементарным квадратам, в которых имеет место отличие.

3 Реализация методов

Мы будем разрабатывать алгоритмы для тестового и байесовского метода распознавания изображения на примере кадров сцены в инфракрасном диапазоне. Пример теста приведен на рисунке 2.



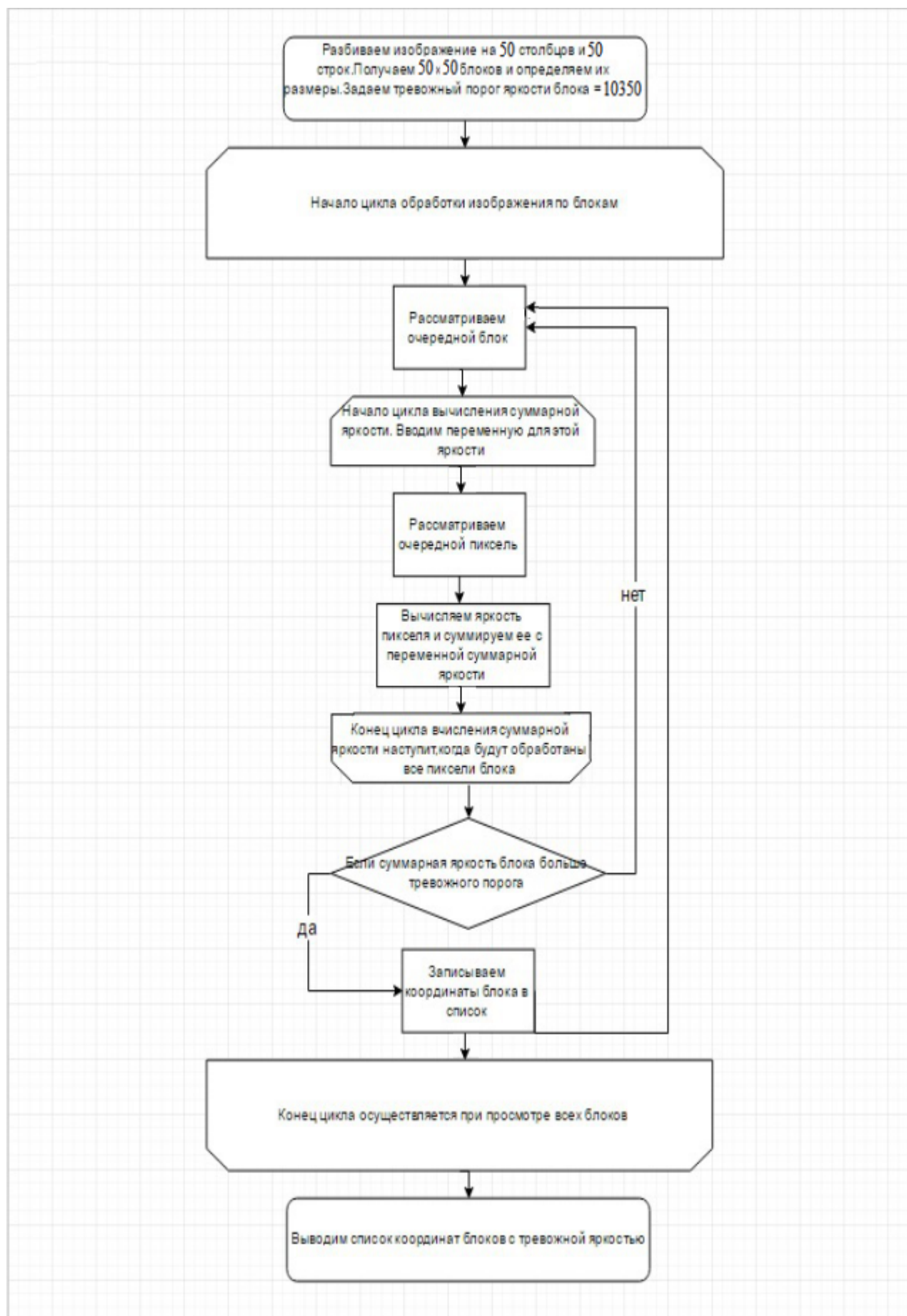
Рисунок 2 – Изображение с нагретыми элементами (Тест 2)

3.1 Применение Байесовского метода

Пусть при гипотезе H_1 , наблюдаемый фрагмент изображения соответствует постоянному «фону» с яркостью $b_1 > 0$, а по гипотезе H_2 фрагмент изображения соответствует «объекту» с постоянной яркостью $b_2 > b_1$. Наблюдаемый яркостный сигнал подвержен шумовым искажениям. Будем считать, что фрагмент однородный по яркости и содержит N отсчетов. Результаты наблюдений представляют ряд из N независимых гауссовых величин X_1, X_2, \dots, X_N с известным средним значением: либо b_1 , при гипотезе H_1 , либо b_2 при гипотезе H_2 . Вследствие статистической независимости нетрудно записать совместные плотности вероятности величин $X_j, j = 1, 2, \dots, N$ при каждой из гипотез. Нетрудно видеть, что процедура классификации сводится просто к

суммированию результатов наблюдений яркости на распознаваемом фрагменте и сравнению суммы с порогом $y = \sigma^2 / (b_2 - b_1) \ln \eta + N(b_2 + b_1) / 2$.

3.2 Блок-схема Байесовского метода



3.3 Результаты работы Байесовского метода распознавания

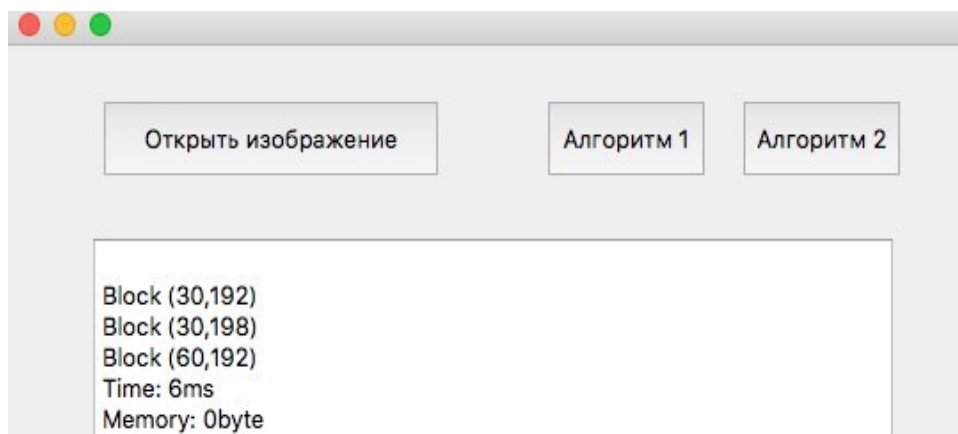
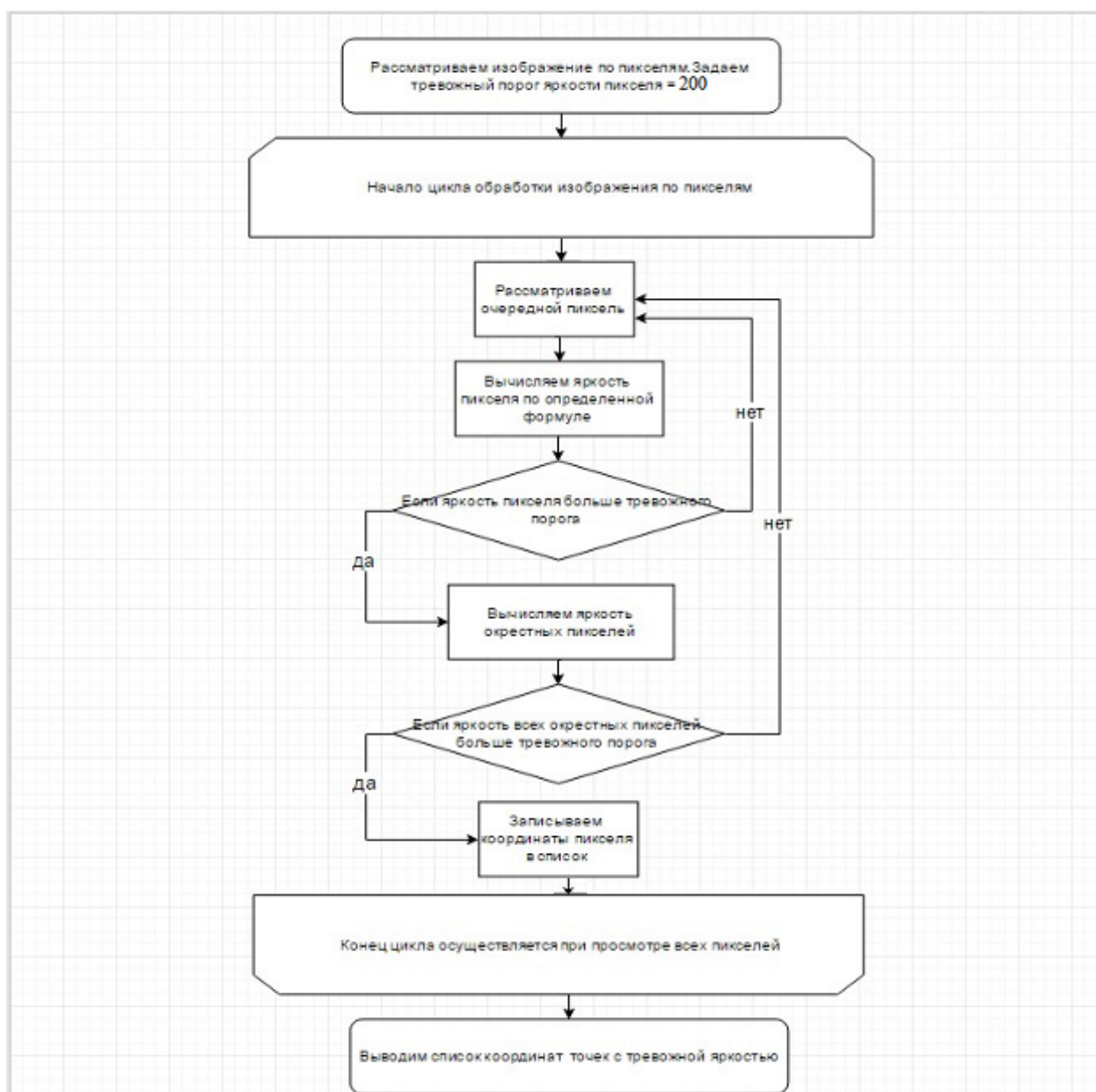


Рисунок 3 – Тест 3

3.4 Применение тестового метода

Изучая изображения в инфракрасном диапазоне, был выбран тест для распознавания нагретого элемента. Изначально мы предполагаем, что у нагретого элемента есть определенный размер. Распознать нагретый элемент, изображенный одним пикселем с высокой яркостью, невозможно. Для этого мы предполагаем, что область с высокой яркостью должна обладать каким-то диаметром. Тест заключается в том, что найдя пиксель с высокой яркостью, мы проверяем окружающие его пиксели, в определенном диаметре, на «достаточную яркость».

3.5 Блок-схема тестового метода



3.6 Результаты работы тестового метода распознавания

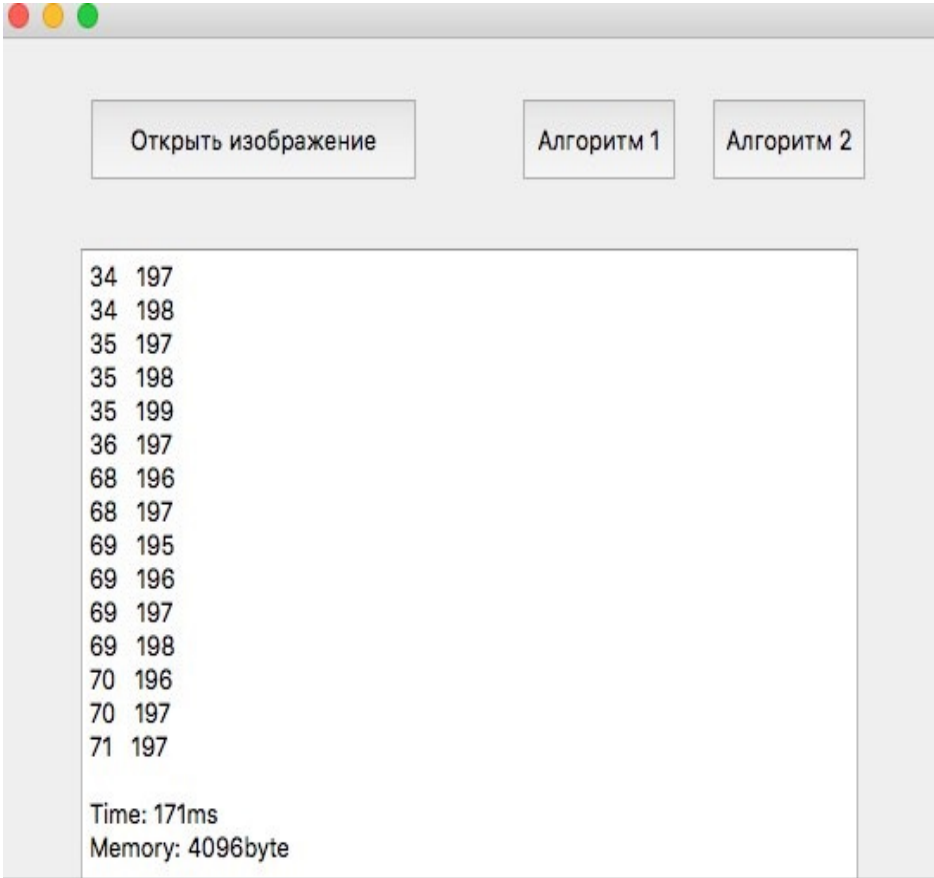


Рисунок 4 – Тест 3

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Классические результаты теории статистических решений послужили базой для построения алгоритмов распознавания, обеспечивающих определение класса, к которому может быть отнесен неизвестный объект, основываясь на экспериментальных измерениях некоторого набора параметров или признаков, характеризующих этот объект, и определенных данных, описывающих классы рассматриваемых объектов.

Системы распознавания изображений в настоящее время получают все большее распространение, становятся неотъемлемой частью автоматизированных систем управления заводом, системами слежения и безопасности, так как для того, чтобы управлять оптимальным образом, необходимо располагать информацией о явлениях и процессах в системе, образующейся в результате функционирования соответствующих систем распознавания.

В дипломной работе было проделано следующее:

- изучены опубликованные исследования следующих авторов: А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин, Г.С. Лбов, Н.Г. Загоруйко.
- Были рассмотрены два основополагающих метода распознавания - Байесовский классификатор и тестовый подход.
- В качестве примеров для тестирования были выбраны изображения в инфракрасном диапазоне с нагревательными элементами.
- Была выполнена программная реализация выбранных алгоритмов на языке C++.
- Приведены скриншоты использованных изображений для наглядности результатов.
- Проведен сравнительный анализ двух указанных выше методов.

В результате проведенного исследования, приведенного в дипломной работе, можно сделать следующие выводы:

- Затрачиваемая память для обоих алгоритмов крайне мала. Система выделяет память для программы блоками по 4096 байт. Если было выделено менее 2048 байт (половины блока), то значение выделенной памяти обозначается 0. Оба алгоритма затрачивали при различных тестах 0 - 4096 байт .

- Байесовский метод обрабатывает информацию быстрее в несколько раз. Среднее время выполнения всех тестов равно 6 миллисекунда. В то время, когда тестовый метод требовал от 171 миллисекунд
- При точных данных объекта тестовый метод имел бы большую помехоустойчивость. Так как в данном примере размеры нагревательных элементов не конкретны (размер минимального диаметра нагревательного элемента взят приблизительно), то Байесовский метод является более подходящим и универсальным.

Указанные методы могут быть использованы для обработки кадров с камер слежения. Во многих жизненных ситуациях мы имеем дело с качественным анализом изображений. Такой же качественный анализ используется и для более серьезных задач, например, при изучении отпечатков пальцев, тепловизеров и датчиков движения. Визуальная информация в этих случаях позволяет прийти к определенным выводам и заключениям.